

**О. В. ТОНИЦА**, канд. физ.-мат. наук, доцент НТУ «ХПИ»;  
**С. Л. МЕЛЬНИЧЕНКО**, студент НТУ «ХПИ»

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В статті розглядаються конструктивні методи і алгоритми комп'ютерного і математичного моделювання системи прогнозування надзвичайної ситуації на основі побудованої нейронної мережі. Запропонований підхід дозволяє виконувати моделювання ризику аварій на виробництві та моделювання природної надзвичайної ситуації на основі вхідних параметрів, що були отримані раніше.

В статье рассматриваются конструктивные методы и алгоритмы компьютерного и математического моделирования системы прогнозирования чрезвычайных ситуаций на основе построенной нейронной сети. Предложенный подход позволяет выполнять моделирование риска аварий на производстве и моделирования природной чрезвычайной ситуации на основе входных параметров, полученных ранее.

The article deals with design methods and algorithms for computer and mathematical modeling system for forecasting of emergency situations on the basis of the constructed neural network. The proposed approach allows simulation of the risk of accidents at work and modeling of natural emergency, based on inputs received before.

**Введение.** В современных условиях хозяйственной независимости промышленных предприятий для многих из них весьма актуальным стал вопрос о прогнозировании. Прогнозирование - это предвидение будущих событий. Целью прогнозирования является уменьшение риска при принятии решений. В большинстве случаев прогноз получается ошибочным, причем ошибка заключается в прогнозирующей системы и методов прогнозирования. Для уменьшения ошибки необходимо увеличивать количество ресурсов, предоставляемых для прогноза. При некотором уровне ошибки возможно добиться минимального уровня ресурсов для прогноза. Основной проблемой прогнозирования является выявление неточности прогноза. Обычно, решение, принятое на основании прогноза должен учитывать ошибку, о которой сообщает система прогнозирования. Таким образом, система прогнозирования должна обеспечить определение прогноза и ошибки прогнозирования [2].

Типичными приложениями техники прогноза является предвидение цен на фондовой бирже, прогноз погоды, прогноз потребления электроэнергии, прогноз отказов технических систем и т.д.

Одним из наиболее популярных сегодня подходов решения задачи прогнозирования является использование искусственных нейронных сетей. Нейронные сети - это раздел искусственного интеллекта, в котором для обработки сигналов используются явления, аналогичные происходящим в нейронах живых существ. Важнейшая особенность сети, что свидетельствует о ее широкие возможности и огромный потенциал, заключается в параллельной

обработке информации всеми звеньями, что позволяет значительно ускорить процесс обработки информации. Кроме того, при большом числе межнейронных соединений сеть приобретает устойчивость к ошибкам, возникающим на некоторых линиях. Другая не менее важное свойство - способность к обучению и обобщения накопленных знаний. Нейронная сеть имеет черты искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном множестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не использовались при ее обучении. В рамках этого подхода поведение некоторого процесса зачастую превращается во временной ряд, и далее сетью прогнозируется уже поведение этого временного ряда.

**Постановка задачи.** Цель исследования состоит в разработке информационной системы для прогнозирования чрезвычайной ситуации на производстве (отказ технической системы) и в природе на основании ранее замеренных данных, а также установление особенностей и закономерностей возникновения чрезвычайных ситуаций на территориальном уровне. Для этого предполагается построить нейронную сеть, на вход которой будет поступать вектор входных сигналов, который представляет собой набор числовых данных, ранее полученных при измерениях соответствующих величин.

Идея работы заключается в построении и использовании динамических моделей для оценки и прогнозирования чрезвычайных ситуаций на территориальном уровне.

Система оценки чрезвычайных ситуаций должна позволять на основе применения информационного, организационного и программного обеспечения осуществить интеграцию, анализ и информационную поддержку принятия управленческих решений.

**Описание выбранной нейронной сети.** При выборе архитектуры сети обычно испытывается несколько конфигураций с разным количеством элементов. Исходя из того, что задача прогнозирования является частным случаем задачи регрессии, следует, что она может быть решена следующими типами нейронных сетей: многослойным персептроном (MLP), радиально-базисной сетью (RBF), обобщенно-регрессионной сетью (GRNN) и сетью Вольтерри.

При решении задачи прогнозирования временных рядов в качестве нейронной сети была выбрана обобщенно-регрессионная сеть, реализующая методы ядерной аппроксимации. GRNN-сеть имеет два скрытых слоя: слой радиальных элементов и слой элементов, формирующих взвешенную сумму для соответствующего элемента выходного слоя (рис. 1).

В выходном слое определяется взвешенное среднее путем деления взвешенной суммы на сумму весов. В качестве радиальной функции применяется функция Гаусса. Входной слой передает сигналы на первый промежуточный слой нейронов, являющихся радиально симметричными. Они несут в себе информацию о данных обучающих случаев или же их кластерах и передают ее во второй промежуточный слой. В нем формируются взвешенные суммы для всех элементов выходного слоя и сумма весов, вычисляемая специальным элементом.

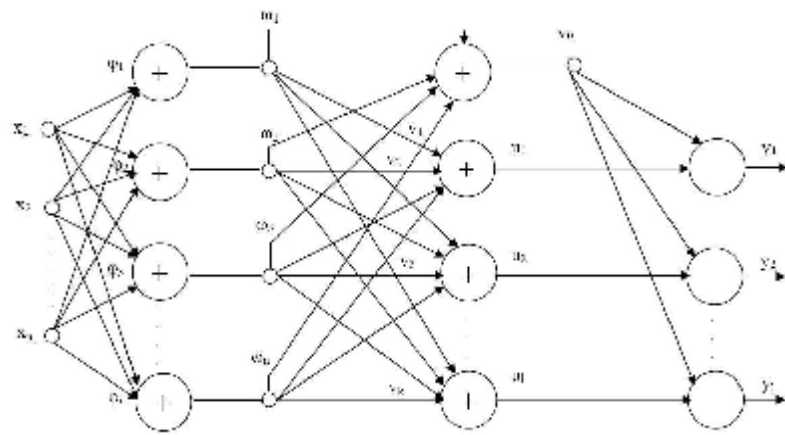


Рис. 1 – Обобщенная структура сети GRNN

Первый промежуточный слой сети GRNN состоит из радиальных элементов. Второй промежуточный слой (линейный) содержит элементы, которые помогают оценить взвешенное среднее. Каждый выход имеет в этом слое свой элемент, формирующий для него взвешенную сумму. Чтобы получить из взвешенной суммы взвешенное среднее, эту сумму нужно разделить на сумму весовых коэффициентов. Последнюю сумму вычисляет специальный элемент второго слоя. После этого в выходном слое производится собственно деление (с помощью специальных элементов «деления»). Таким образом, число элементов во втором промежуточном слое на единицу больше, чем в выходном слое. Как правило, в задачах регрессии (аппроксимации) требуется оценить одно выходное значение и, следовательно, второй промежуточный слой содержит два элемента.

Процесс обучения GRNN-сети аналогичен обучению RBF-сети. Первоначально настраиваются центры базисных функций, затем с фиксированными параметрами RBF-нейронов обучается выходной слой.

Достоинством сети GRNN можно считать определенность структуры: сеть фактически вмещает в себя все обучающие данные. С другой стороны, такая структура нейронной сети и является ее самым большим недостатком: при большом объеме обучающих данных скорость работы сети падает, иногда очень существенно, по причине заметного увеличения сложности архитектуры.

Обучение сети необходимо выполнять отдельно для каждого временного ряда, так как попытка прогнозирования ряда, на котором сеть не была обучена, приведет к ошибочному результату.

**Программная реализация.** Для решения поставленной задачи была смоделирована GRNN-сеть в среде MATLAB (рис. 2). Для создания сети

GRNN используется функция `newgrnn()`. Чтобы решить задачу, необходимо определить два массива одинакового размера:

- массив  $P$ , который содержит значения временного интервала;
- массив  $T$ , который содержит значения измеряемой величины в определённый момент времени.

$$net = newgrnn(P, T), \quad (1)$$

где `newgrnn` – функция, которая создаёт объект класса `network`.

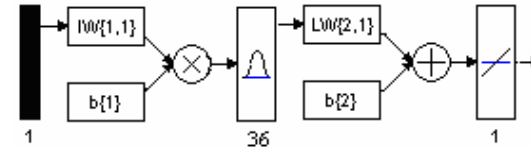


Рис. 2 – Структура GRNN-сети в MATLAB

Число нейронов в скрытом слое выбирается равным размеру массива входных данных. Далее происходит обучение нейронной сети с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. После этого выбранная нейронная сеть моделируется с помощью функции `sim()`.

$$A = sim(net, P), \quad (2)$$

где `sim()` – функция моделирования нейронной сети;

`net` – объект класса `network`.

Применим значение параметра `spread` немного меньшим, чем шаг задания аргумента функции (в нашем случае это единица), чтобы построить аппроксимирующую кривую, близкую к заданным точкам. Чем меньше значение параметра `spread`, тем ближе точки аппроксимирующей кривой к заданным, но тем менее гладкой является сама кривая.

Так как мы используем многослойную нейронную сеть, то для минимизации ошибки на выходе используется алгоритм обратного распространения. Основная идея этого метода состоит в распространении сигналов ошибки от выходов сети к её входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. Таким образом, обобщенно-регрессионная сеть копирует внутрь себя весь числовой ряд, который подавался на вход сети и строит на основании этих данных аппроксимирующую кривую. В результате по аппроксимирующей кривой можно судить о вероятности появления чрезвычайной ситуации.

Окончательно выход радиально-базисного слоя GRNN-сети вычисляется по следующей формуле:

$$v_i = \sum_{t=1}^k \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{S_t}{S_t^2}\right) w_t, \quad (3)$$

где  $S$  – входной сигнал;  $w$  – весовой коэффициент  $i$ -го нейрона RBF-слоя;  
 $v$  – выход  $i$ -го нейрона RBF-слоя.

Затем вектор выходных сигналов  $v$  передается на вход второго промежуточного слоя сети.

Отобразим полученные выходы сети и значения ошибки в таблице.

Вход сети, Р	Значения выборки, Т	Выход сети, Y	Ошибка, E
1	1.1	1.1811	0.0011
2	1.5	1.5527	0.0003
3	2.2	2.2314	0.0001
4	3.1	2.8981	-0.0119
5	2.8	2.7000	-0.0051
6	1.9	2.1291	0.0011
7	2.4	2.1233	-0.0157
8	1.2	1.5368	0.0188
9	2.0	2.4128	0.0158
10	5.3	4.5605	-0.0350
11	4.1	4.6716	0.0216
12	6.4	6.1156	-0.0144
13	7.0	6.4375	-0.0225
14	4.2	4.9679	0.0379
15	6.0	6.4070	0.0187
16	10.2	9.7991	-0.0159
17	12.0	11.6520	-0.0281
18	11.8	11.2695	-0.0185
19	8.4	9.1100	0.0200
20	9.3	9.1315	-0.0035

В нашем случае мы взяли значение параметра *spread* равным 0.7. Варьируя этим параметром, мы можем добиться разных значений выхода нейронной сети. Соответственно и значения ошибки сети будут меняться.

Таким образом, мы получили кривую, которая проходит вблизи значений экспериментальной выборки (обозначены «звездочками»). С помощью нейронной сети было построено множество точек, которые более упрощенно описывают исходные данные. Построенное множество «сглаживает» экспериментальную выборку и на основании построенной аппроксимирующей кривой можно судить о вероятности возникновения чрезвычайной ситуации.

Для того чтобы показать качество работы построенной обобщенной регрессионной нейронной сети, необходимо вычислить её ошибку на каждом шаге и построить график ошибок. Малое значение ошибки на выходе сети говорит о том, что нейронная сеть обучилась правильно и может быть использована для решения поставленной перед ней задачи. Как правило, пользователь сам может выбирать условие, при котором нейронная сеть перестает обучаться. Это может быть задание количества эпох (циклов обучения) либо задания значения ошибки, которая является критерием останова процесса обучения.

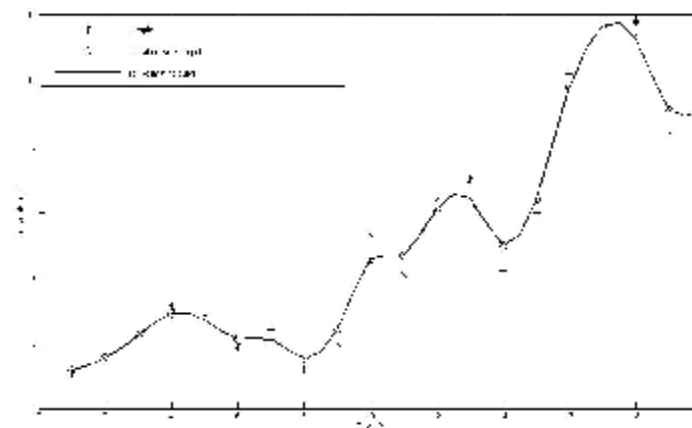


Рис. 3 – Аппроксимирующая кривая

Таким образом, ошибка построенной нами нейронной сети не превышает значения 0.04. Следовательно, можно говорить о том, что нейронная сеть обучена правильно и готова к прогнозированию временных рядов.

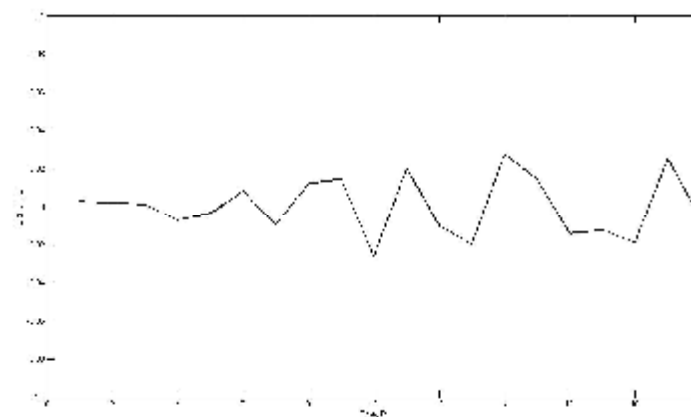


Рис. 4 – График ошибки нейронной сети

**Выводы.** Разработана нейронная сеть, позволяющая делать прогноз вероятности возникновения чрезвычайной ситуации техногенного характера

при функционировании сложного промышленного объекта, и чрезвычайной ситуации природного характера, которая может возникнуть на рассматриваемой территории. Выбранная нейронная сеть была программно реализована посредством Neural Network Toolbox - пакета расширения MATLAB. Построенная сеть позволяет выполнять прогнозирование природных показателей (температура, влажность) и показателей технологического процесса для определения вероятности чрезвычайной ситуации. Малое значение среднеквадратического отклонения говорит о том, что построенная обобщенная регрессионная нейронная сеть правильно обучена и с довольно большой вероятностью может спрогнозировать возникновение чрезвычайной ситуации.

**Список литературы:** 1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 2. Тарасенко Р.А., Сидоркин К.В., Костюхин М.Н. Прогнозирование на основе аппарата нейронных сетей. 3. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. MATLAB 6. М.: Диалог – МИФИ, 2002. 4. Нейронные сети Statistica neural Networks. М.: Телеком, 2000. 5. Организация и обучение искусственных нейронных сетей / Авт.-сост. Л.В. Калацкая, В.А. Новиков, В.С. Садков. Мн.: БГУ, 2003.

Надійшла до редколегії 30.05.2011

УДК 004.81

**Б.О. КУЗІКОВ**, завідувач лабораторією систем електронного навчання,  
Сумський державний університет

## АДАПТИВНЕ КЕРУВАННЯ НАВЧАЛЬНОЮ ДІЯЛЬНІСТЮ НА ОСНОВІ ПРЕЦЕДЕНТІВ

Розробники систем адаптивного управління дистанційним навчанням часто стикаються з проблемою побудови формалізованих, кількісних моделей керування. Одним із шляхів розв'язання цієї проблеми є застосування методів виводу на основі прецедентів. Стаття розглядає досвід впровадження модуля системи підтримки прийняття рішень адаптивного керування дистанційним навчанням на основі прецедентів в рамках системи дистанційного навчання Сумського державного університету.

Разработчики систем адаптивного управления дистанционным обучением часто сталкиваются с проблемой построения формализованных, количественных моделей управления. Одним из путей решения этой проблемы является применение методов вывода на основе прецедентов. Статья рассматривает опыт внедрения системы поддержки принятия решений адаптивного управления дистанционным обучением на основе прецедентов в рамках системы дистанционного обучения Сумского государственного университета.

Developers of adaptive e-learning systems, is often faced with the challenge of constructing formal, quantitative models of management. One solution to this problem is the application of the method of

conclusion on precedents. The article considers the experience of implementing the system of decision-support based on precedents for adaptive e-learning system of Sumy State University.

**Вступ.** У сучасному суспільстві спостерігається велика потреба в постійному вдосконаленні професійного рівня, освоєнні нових досягнень і здобутті нових навичок. Широко застосовується лозунг «Навчання через все життя».[1] Зрозуміло, що ефективне навчання за умов вибухоподібного накопичення знань повинне ґрунтуватися на максимально повному врахуванні особливостей особи, що навчається, її попередньому досвіді. Серед вимог до сучасної освітньої web-базованої системи [2] на одному з перших місць передбачена така риса, як адаптивність. Вона передбачає здатність системи адаптуватися до поточних потреб студента, корегуючи подання навчального матеріалу, темп і стиль навчання, включає урахування рівня знань особи, що навчається, цілей навчання, здібностей тощо.

Більшість сучасних навчальних систем побудовані за клієнт-серверною архітектурою з використанням гіпертекстових та гіпермедієвих підходів. У наукових працях як вітчизняних, так і закордонних авторів, широко розглядаються різні технології для реалізації гнучкого, пристосованого до користувача, підходу у навчанні. Корені цих технологій виходять як із інтелектуальних навчальних систем, так із гіпермедіа систем.[3] Не зважаючи на ґрунтовну проробленість проблеми питання їх широкого впровадження в освітню діяльність є відкритим.

**Постановка задачі.** Навчання є складним, слабоформалізованим процесом. В умовах великих обсягів навчального матеріалу при дистанційному навчанні користувач часто потребує оперативної допомоги для орієнтації просторі навчального матеріалу. Відсутність формальних моделей, які б давали прямий зв'язок вхідних параметрів та результатів навчання, ускладнює завдання автоматизованої оперативної допомоги. У широкому розумінні ми стикаємося із проблемою слабкої спостережуваності системи.

Задачею статті є опис моделей та методів, що були застосовані при впровадженні СППР керування дистанційним навчанням у СДН СумДУ.

**Керування за прецедентами.** Узагальнена структурна схема адаптивного керування представлена на рисунку 1.

Схематично будь-який крок курування об'єктом можна представити як сукупність трьох елементів (див. рис 2): стан об'єкта до впливу ( $c_i$ ), керуючий вплив ( $e_i$ ) і стан об'єкта після взаємодії ( $c_{i+1}$ ). Таку трійку, що складається із опису проблеми (стан до впливу), опису дій, що здійснюється у цій ситуації (керуючий вплив) та оцінки ефективності дій (стан об'єкту після взаємодії) назвемо прецедентом [4].

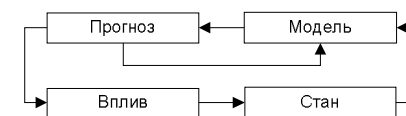


Рис 1 – Структура адаптивного керування

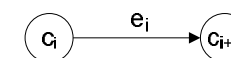


Рис 2 – Схема прецедент